图书情报工作
第 65 卷 第 6 期 2021 年 3 月

信任视角下数据智能与专家知识的对比实证研究*

■ 刘坤锋[1] 李艳红[1] 张心源[2]

[1] 郑州航空工业管理学院信息管理学院 郑州 450046 [2] 郑州大学河南省大数据研究院 郑州 450052

摘 要：[目的/意义]从信任视角对比用户对数据智能与专家知识的感知，有助于了解用户当前对这两类典型的决策信息源的信任状态及差异，进而为数据智能的深化应用、数据智能与专家知识的有效融合提供建议。[方法/过程]基于信任的经典二维度划分，即认知信任和情感信任，设计包含两对、四个潜在变量的测量量表。采用问卷调查法，获取 342 份有效样本，利用描述性统计和配对样本 t－检验方法进行数据分析。[结果/结论]研究发现，用户对数据智能的认知信任显著高于专家知识，而对数据智能的情感信任显著低于专家知识。

关键词：大数据 人工智能 数据智能 专家知识 认知信任 情感信任

分类号：G203

DOI：10.13266/j.issn.0252－3116.2021.06.012

1 引言

大数据、深度学习和高性能计算，正推动社会进入数据智能（data intelligence）时代。2015 年，我国实施大数据战略，旨在发展和应用大数据。2016 年，基于深度学习的人工智能（AI）机器人 AlphaGo 战胜围棋世界冠军，成为数据智能追赶人类智慧的标志事件。2019 年，中国科学院文献情报中心创办英文期刊 *Data Intelligence*，旨在推动数据智能领域的研究与实践。“智能＋”和“新基建”等国家战略的实施，为数据智能的发展提供了新契机。数据智能是指通过 AI 算法直接从大数据中解析出知识体现智能[1]，旨在服务决策，提高决策水平、效率和稳定性，是重要的新兴决策信息源。如今，医疗、金融、交通和零售等众多行业领域，争相利用数据智能解难题、谋发展。数据智能和 AI 数据分析，也被认为是未来图书情报领域的重要研究问题[2]。尽管受到业界、学界重视，但人们对 AI 应用的安全问题及风险还存在担忧，不利于数据智能的深化应用。专家知识是领域专家在长期的专业学习和实践中总结出的、用于判定该领域事件或现象的经验和技能，是重要的传统决策信息源。长期以来，专家知识在人类决策活动中发挥着重要作用。然而，由于专家资源的稀缺性、专家信任危机的显现以及人类决策活动的个性化发展趋势，专家知识的应用面临严峻的挑战。

数据赋能产业和行业是社会发展趋势，学者深入思考了数据智能在各领域应用的可能性，实证调查了一些专业人士对其应用的感知与态度，以期探寻数据智能的深化应用路径。数据智能与专家知识都面向决策，存在竞争关系，但两者的深度融合被认为是处理复杂决策问题的最佳方案和未来发展方向[3]。为促进两者的融合发展，新一轮“人－机”智能比拼拉开帷幕。各类对比研究和人机对抗赛，深入考察了在对事物、事件或现象的预测、识别、判断或检测等方面，被数据赋能的 AI 系统与人类专家的优劣。然而，现有研究极大地忽视了普通用户对数据智能的感知与态度，同时，关于数据智能与专家知识的对比研究更多地关注两者应用于决策时的效果差异，极大地忽视了用户对两者的感知差异，特别是在信任方面。

长期以来，信任是人们对知识产生认同感的先决条件，也是决定用户是否愿意与信息源深入交互的关键因素[1]。文章认为[4－5]，信任是用户认同并深化应用数据智能的基本前提，而用户对数据智能与专家知识的无差别信任是实现两者融合的基础。本文从信任视角出发，基于认知信任和情感信任这一经典的信任维度划分，采用实证研究方法，对比用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任感知及差异。结合研

* 本文系国家社会科学基金青年项目“大数据环境下移动社交网络用户持续性信息行为研究”（项目编号：18CTQ031）研究成果之一。
作者简介：刘坤锋（ORCID：0000－0003－4787－9254），博士，讲师；李艳红（ORCID：0000－0001－6336－4491）本科生；张心源（ORCID：0000－0001－6084－6321），博士，讲师，通讯作者，E-mail：zhangxinyuan@zzu.edu.cn。
收稿日期：2020－08－20 修回日期：2020－12－23 本文起止页码：110－117 本文责任编辑：杜杏叶

究结果,为数据智能的深化应用,及其与专家知识的有效融合提供建议。从长远来看,有助于充分发挥两者的价值,为用户提供更快捷有效的决策支持。

2 文献回顾

2.1 数据智能与专家知识

2.1.1 数据智能及其应用趋势与面临问题

数据智能的定义呈现多视角性。在技术视角,以百度为代表的业界认为,数据智能是融合大数据和 AI 技术,对海量数据挖掘分析,发现数据中蕴含的有价值信息和知识,让数据具有智能,然后建立模型寻求现有问题的解决方案,实现对事物、事件或现象的预测[6];在管理视角,学者认为数据智能是通过大数据挖掘、机器学习和深度学习等预测性分析技术,对现实应用场景内外部的多源异质大数据进行挖掘分析,从中提取有价值的、可操作的信息或知识,并用于提升对复杂实践活动的管理与决策水平[7-8];在知识发现视角,学者认为数据智能是通过算法直接从结构化和非结构化大数据中解析出知识体现智能,其终极目标是发现新知识[1]。数据智能的应用目的是服务决策,包括提高决策水平、效率和稳定性,替代重复决策等[9]。可以看出,不论是技术、管理还是知识发现视角,数据智能最终呈现为辅助主体做决策的信息和知识,是一种 AI 生成的新兴决策信息源。"数据 + AI 算法 + 算力 + 场景"是数据智能产生的核心范式,其中,数据是原材料、算法提供计算思维、算力提供运算支持、场景提供需求牵引[8,10]。当然,数据智能的实现也离不开专家知识的规则,体现在确定可靠的信息源、选用适当的 AI 算法、调配适量的计算能力和寻找合适的应用场景等方面。

随着大规模数据的常态化和计算能力的持续提升,数据智能的应用研究备受学界关注。通过文献调研,发现数据智能的应用研究不只面向关键领域,如传染病监测预警[11]、疾病诊断[12]和股市走向预测[13],也面向一般领域,如营养膳食决策[14]、旅游产品评估[15]和 MOOC 论坛探索性会话识别[16]。这些应用一旦落地,意味着其服务对象不仅包括专业决策者,如政府领导、医生和企业管理者等,也包括非专业决策者,如随机用户、消费者、教师和学生等。可以预见,未来数据智能的应用将拓展到更多的领域和更广泛的群体,成为人们进行决策活动的新选择。

从产业布局和研究热度可看出,业界和学界认可数据智能的应用前景。然而,新华三集团发布的《2020人工智能发展报告白皮书》显示,人们普遍关注 AI 普及应用的安全问题,包括用户隐私泄密风险、平台和模型泄密风险、AI 系统输入数据真实性风险、AI 基础设施和架构流程的安全风险[17]。实证研究也发现,人们对数据智能应用的态度并不乐观。T. Q. Sun 和 R. Medaglia 发现政府决策者、医院经理/医生普遍认为由于公众对 AI 了解有限,可能导致公众对基于数据智能的决策缺乏信任[18]。A. M. Cox 等发现图书馆思想领袖认为大学图书馆应用数据智能可能面临较多挑战,包括数据搜集的道德问题、数据质量和安全问题、决策可理解性问题[19]。M. Wiesenberg 和 R. Tench 发现中欧、西欧的通信专业人士认为使用社交机器人挖掘社交媒体数据,进而确定意见领袖的方式存在较大道德挑战,正在或计划使用社交机器人的机构仅占 11.5%[20]。可看出,由于数据智能尚未广泛应用,现有实证研究仅基于调查对象的直觉,而非实际应用感受。另外,现有研究多以专业人士为调查对象,而极大地忽视了普通用户。数据智能的深化应用离不开普通用户的广泛参与,有必要了解普通用户的感知与态度。

2.1.2 专家知识及其应用面临的挑战

在学术话语体系中,专家多指领域专家,是熟练掌握某一领域的知识、有独到见解,在该领域的实践活动中有专门的知识、经验和技能的人[21]。专家知识就是领域专家的知识,是其在长期的专业学习和实践中总结出的、用于判定领域内的事件或现象的经验和技能。专家知识通常被认为具有较高的可信度和权威性,长期以来,其作为重要的传统决策信息源,广泛参与了人类决策活动。常用的决策方法,如德尔菲法、头脑风暴法和专家会议法等主要依赖专家知识。利用专家的知识和经验,可模拟人类专家决策过程的专家系统,曾在 20 世纪 80 年代让饱受挫折的 AI 焕发新生,并被沿用至今[22]。

然而,由于存在一些挑战,专家知识越来越难以进入决策领域。其一,专家资源具有稀缺性,决策主体在识别、选拔和评价领域专家等方面存在难题[23]。其二,专家信任危机充分显现[24],上海交通大学社会调查中心发布的《中国居民社会信任度调查报告》显示,近五成受访者不相信专家意见[25]。其三,伴随着社会的高速发展,新事物、新现象和新问题不断涌现,仅依靠专家知识难以满足用户日益增长的多元化、个性化和复杂化的决策需求[26]。

2.2 数据智能与专家知识的对比研究

从 20 世纪 50 年代 AI 诞生开始,其与人类智能的

比较阶段性地爆发，但终因计算能力和可训练数据量的限制，都以AI遇冷而告终。2012年以来，高性能计算和大规模数据成为常态，深度学习革命席卷AI领域，被数据赋能的AI系统能实现更多类似人的认知能力，推动数据智能时代的到来[27]。AI与人类智能的比较再度成为社会热点，比较对象从普通人转向专家，大量研究聚焦数据智能与专家知识在决策活动中的优劣。

S. Biswal等使用一种深度学习模型挖掘分析睡眠脑电图数据，再现了对睡眠分期、睡眠呼吸暂停和肢体运动的诊断，发现诊断准确率达到与人类专家相当的水平[28]。A. Singh等利用卷积神经网络构建了一种计算机视觉算法，用于自动检测手部卫生，发现该算法的检测结果与人工审核员的观察结果一致率达到96.8%[29]。S. S. Chaturvedi等基于深度卷积神经网络构建了皮肤癌诊断系统，发现该系统的诊断准确度优于皮肤科专家[30]。可以看出，现有对比研究关注的焦点是数据智能与专家知识在决策活动中应用的效果差异，证实了前者的应用效果已经达到、甚至超过了后者。但却极大地忽视了用户对两者的感知差异，特别是信任这一最基本、最重要的感知。长期以来，人们对知识的认同依赖于信任而非真理[1]，从信任视角对比用户对两者的感知差异，有助于揭示两者在用户心目中的位置，为两者的未来布局提供参考。

2.3 用户与信息源交互中的信任

信任是社会关系中重要的因素，近年来，学者广泛考察了用户与各类信息源交互中信任的作用。王小宁和刘丽丽发现农民越信任精准信息服务提供方，越愿意使用精准信息服务[31]。C. G. Huo等发现用户对社交媒体健康知识发布者的信任，显著影响其健康知识采纳行为[32]。M. Asraf等发现若消费者持续信任在线产品推荐信息，其将继续使用推荐信息进行购买决策[33]。孙玉伟等认为科研人员对科学数据的信任，是影响其数据复用行为的关键因素[34]。方爱华等发现用户对虚拟社区知识产品的信任，显著影响其知识付费意愿[35]。可以看出，用户对特定信息源中信息提供者或信息内容越信任，越倾向于采纳和使用信息，并依据这些信息做出行为改变。本研究中，数据智能、专家知识分别是AI、专家生成决策信息源。用户借助数据智能或专家知识做决策，需要承担隐私泄露或知识失效、决策不理想或失败等风险，用户必然对AI或专家，以及两者生成的决策信息有正面期待，这种期待即是一种信任。结合现有文献，有理由认为用户越信任数据智能或专家知识，就越愿意更多地应用两者做出决策。

D. J. Mcallister将信任分为认知信任和情感信任两个维度[36]。认知信任源于信任方对被信任方所具备的关键特征的认知判断，如能力和可靠性，更依赖经验证据；情感信任源于信任双方的情感联系，如情感依恋和情感依附，依赖主观感知和判断[37]。基于这一经典的维度划分，学者广泛考察了认知信任和情感信任在用户与信息源交互中作用。董颖等研究了用户对社交网络产品推荐信息的反应意愿，发现用户对联系人推荐的认知信任和情感信任，显著正向影响其对产品推荐信息的反应意愿[38]。H. M. Fan和R. Lederman研究了在线健康社区用户的信息采纳行为，发现若用户形成对信息贡献者的认知信任和情感信任，会更倾向于接受贡献者提供的建议[39]。K. C. Chang等研究了社交媒体环境下的消费者购买行为，发现消费者对社交媒体的认知信任和情感信任，均能有效预测其购买意愿[40]。可以看出，认知信任和情感信任在用户与信息源交互中的作用同等重要。

本研究中，用户对数据智能或专家知识的信任也包括认知信任和情感信任，前者基于用户对两者有用性、可信性、可靠性以及能否满足其需求的认知判断，后者基于用户应用两者时的体验感、安全感、愉悦感和满意度等。有理由认为，只有用户在认知和情感上达到对数据智能与专家知识的无差别信任，才有可能综合应用两者做决策。现有研究多关注单一信息源背景下认知信任和情感信任的作用，鲜有研究基于这两个维度对比用户对两类特征鲜明、却又存在竞争关系的信息源的信任感知。本文从认知信任和情感信任两个维度出发，对比揭示用户对数据智能与专家知识的信任感知及差异，可为前者的深化应用及两者的有效融合指明方向。

3 研究方法

3.1 问卷设计

借助数据智能做决策，实质上就是借助AI大数据挖掘分析结果做决策。为了提高问卷的易理解性，使用"AI数据挖掘结果"指代"数据智能"。本文设计4个潜在变量：对AI数据挖掘结果的认知信任(cognitive trust in AI data mining results，CTDM)、对AI数据挖掘结果的情感信任(emotional trust in AI data mining results，ETDM)、对专家知识的认知信任(cognitive trust in expert knowledge，CTEK)、对专家知识的情感信任(e-

motional trust in expert knowledge,ETEK)。所有潜在变量均参考成熟量表,并根据研究情景做出适当改编。具体而言,认知信任和情感信任的量表设计参考了 D. J. McAllister[36],以及 H. M. Fan 和 R. Lederman[39] 的成果。问卷初稿设计完成后,先小范围发放问卷开展预调查,根据预调查结果,调整语言表述,以增强问卷的可理解性。采用 7 级李克特量表(1 表示"强烈不同意",4 表示"不确定",7 表示"强烈同意")进行量表测量。

3.2 数据搜集

选取大学生群体为调查对象,他们认知能力较强、对前沿领域敏感,能够较为准确地把握本研究的情境。同时,接受过高等教育的大学生将来更可能成为数据智能的实际使用者,容易对该研究产生共鸣。数据智能在疾病诊断领域的应用起步较早,已获得一定的社会认可。早在 2017 年,AI 阅片机器人就曾在央视《机智过人》节目中与具有多年阅片经验的影像科医生同台竞技,从而被观众所熟知。问卷结合疾病诊断情境,给出 AI 数据挖掘结果与专家知识的应用示例:①在深度学习算法和高性能计算力的支持下,AI 阅片机器人对 MRI 图像、CT 图像、超声图像等医疗影像数据进行挖掘分析,给出疾病诊断结果;②专科医生结合行医经验,对 MRI 图像、CT 图像、超声图像等医疗影像进行观察分析,给出疾病诊断结果。要求被调查者结合类似的经历作答,若无亲身经历,则凭主观感知作答。使用问卷星生成在线问卷,通过微信群、朋友圈、QQ 群、在线论坛等途径发送问卷链接和二维码,邀请大学生访问问卷。问卷回收过程持续两周左右,最终回收问卷 513 份,删除作答时间少于 60 秒,及所有问题答案一致的无效问卷,得到 342 份有效样本。样本的基本特征见表 1。

表 1 样本基本特征

类别	基本信息	人数	百分比/%
性别	男	145	42.4
	女	197	57.6
年龄	18-30	326	95.32
	31-40	15	4.39
	41-50	1	0.29
	>50	0	0
身份	专科生	13	3.8
	本科生	273	79.82
	硕士研究生	42	12.28
	博士研究生	14	4.09
学科	自然科学	55	16.08
	社会科学	226	66.08
	人文科学	32	9.36
	其他	29	8.48
您更倾向于信任 AI 数据挖掘结果还是专家知识?	AI 数据挖掘结果	62	18.13
	专家知识	13	3.8
	AI 数据挖掘结果与专家知识的融合	267	78.07

4 数据分析与结果

数据分析针对以下 3 个问题:Q1:在认知信任和情感信任方面,数据智能与专家知识的精确数据分布;Q2:对于数据智能与专家知识,用户对哪个的认知信任更高、对哪个的情感信任更高;Q3:用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任的准确差异。

4.1 测量模型检验

在数据分析前,需要检验测量模型的可信性和有效性,包括信度、内容效度、收敛效度和区分效度评估。研究涉及的潜在变量均参考成熟量表,并根据预调查做了适当调整,可认为量表清晰、明确,即具备内容效度。表 2 展示测量模型的内部一致性系数(Cronbach's α)、组合信度(Composite Reliability,CR)和平均抽取方差(Average Variance Extracted,AVE)。

表 2 测量模型的 Cronbach's Alpha、CR 和 AVE

潜在变量	题项数	Cronbach's α	CR	AVE
CTDM	4	0.864	0.908	0.712
ETDM	4	0.945	0.960	0.858
CTEK	4	0.862	0.906	0.707
ETEK	4	0.878	0.917	0.735

从表 2 可看出,所有潜在变量的 Cronbach's α 和 CR 值均大于最低阈值 0.7,说明测量模型具备良好的信度。所有潜在变量的 AVE 值均大于最低阈值 0.5,说明测量模型具备收敛效度[41]。

为检验测量模型的区分效度,比较潜在变量的 AVE 平方根和潜在变量间的相关系数。从表 3 可看出,所有潜在变量的 AVE 平方根(对角线上斜体数值)均大于该变量与其他变量间的相关系数,说明测量模型具备区分效度[41]。

表 3 潜在变量的 AVE 平方根和相关系数

	CTDM	ETDM	CTEK	ETEK
CTDM	*0.844*			
ETDM	0.547	*0.926*		
CTEK	0.363	0.543	*0.841*	
ETEK	0.208	-0.058	0.406	*0.857*

鉴于测量模型具备可信性和有效性,可使用这些数据做进一步的分析。具体而言,测量模型具备区分效度,说明研究涉及的四个潜在变量彼此独立,用于比较用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任的差别是有意义的;同时,测量模型的信度和收敛效度使得下文结构层面的数据分析具备可行性。

4.2 用户对数据智能与专家知识的认知信任对比

用户对数据智能或专家知识具有认知信任,说明用户认为其具有较高的应用价值和可靠性,能够满足其决策需求。关于变量 CTDM,被调查者要评定以下问题:①AI 数据挖掘能为我提供科学的决策方案;②AI数据挖掘结果值得信赖;③AI 数据挖掘结果是十分可靠的;④AI 数据挖掘结果能够满足我的需求。

采用 7 级李克特量表测量上述问题。对于 342 份样本数据,首先,针对每个问题,分别计算选择 1、2、3、4、5、6 和 7 的个数;其次,由于潜在变量具备信度和收敛效度,计算 4 个问题分别选择 1、2、3、4、5、6 和 7 的总数,即为变量 CTDM 在每个得分项上的小计。变量 CTDM 的得分总个数为 1 368(342 * 4)。

对于变量 CTEK,被调查者要评定同样的问题。采用同样的计数方法计算变量 CTEK 在每个得分项上的小计。图 1 展示用户对数据智能与专家知识的认知信任对比。

从图 1 可看出,75.51%(1 033/1 368)的被调查者对数据智能具有认知信任,67.18%(919/1 368)的被调查者对专家知识具有认知信任。同时,4.53%(62/1 368)的被调查者对数据智能不具有认知信任,8.33%(114/1 368)的被调查者对专家知识不具有认知信任。另外,对于变量 CTDM 和 CTEK,选择 4 的比例分别为 19.96%(273/1 368)、24.49%(335/1 368),表明在认知信任方面,这部分被调查者分别对数据智能、专家知识持中立态度。

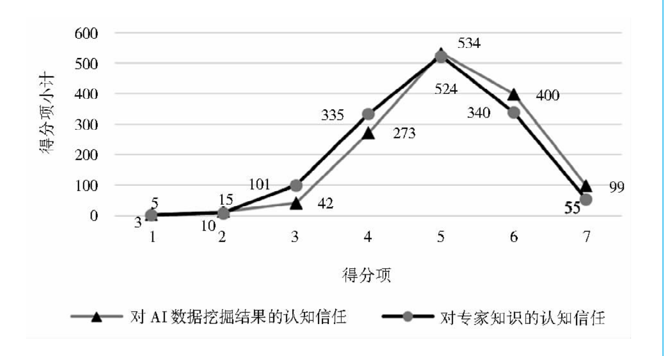


图 1 用户对数据智能与专家知识的认知信任对比

4.3 用户对数据智能与专家知识的情感信任对比

用户对数据智能或专家知识具有情感信任,说明用户对其感觉较好,情感联系较为紧密。关于变量 ETDM,被调查者要评定以下问题:①我对 AI 数据挖掘结果的感觉还不错;②借助 AI 数据挖掘结果做决策,我感到安心;③借助 AI 数据挖掘结果做决策,我感到很满意;④在获取 AI 数据挖掘结果时,我的心情会很快乐。

采用相同的方法对变量 ETDM 和 ETEK 的具体数据结构进行统计。图 2 展示用户对数据智能与专家知识的情感信任对比:

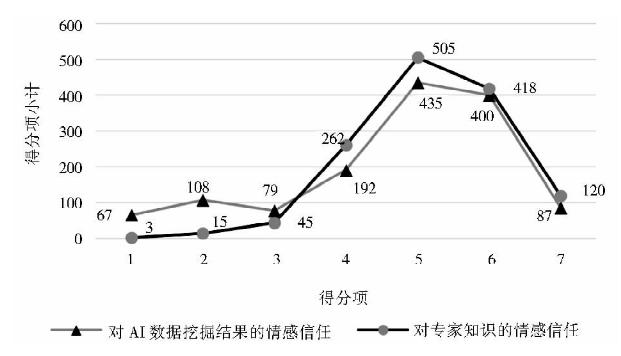


图 2 用户对数据智能与专家知识的情感信任对比

从图 2 可看出,67.4%(922/1 368)的被调查者对数据智能具有情感信任,76.24%(1 043/1 368)的被调查者对专家知识具有情感信任。同时,18.57%(254/1 368)的被调查者对数据智能不具有情感信任,4.61%(63/1 368)的被调查者对专家知识不具有情感信任。另外,对于变量 ETDM 和 ETEK,选择 4 的比例分别为 14.04%(192/1 368)、19.15%(262/1 368),表明在情感信任方面,这部分被调查者分别对数据智能、专家知识持中立态度。

4.4 配对样本 t - 检验

图 1 和图 2 展示在认知信任和情感信任方面,数据智能与专家知识精确的数据分布,回答了本文提出的 Q1。另外,图 1 和图 2 也表明,用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任存在差异。为准确展现差异,同时回答本文提出的 Q2 和 Q3,采用配对样本 t - 检验比较样本的均值。

表 4 的结果表明,用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任存在显著差异。具体而言,用户对数据智能与专家知识的认知信任均值分别为5.129、4.906,均值差异为 0.223,$p < 0.001$,说明用户对数据智能的认知信任显著高于专家知识;用户对数据智能与专家知识的情感信任均值分别为 4.731、5.179,均值差异为 -0.448,$p < 0.001$,说明用户对数据智能的情感信任显著低于专家知识。

表 4　配对样本 t－检验

	潜在变量	均值	样本数	标准差	均值差	t	显著性（双侧）
Pair1	CTDM	5.129	342	0.842	0.223	4.331	0.000 ***
	CTEK	4.906	342	0.844			
Pair2	ETDM	4.731	342	1.415	－0.448	－4.837	0.000 ***
	ETEK	5.179	342	0.888			

注：*** P＜0.001

5　讨论

数据智能与专家知识，是两类各具特色、却又存在竞争关系的重要决策信息源，已开始对人们的决策信息获取行为产生影响。数据智能与专家知识的来源和性质差别较大，前者源于 AI 系统对客观数据的挖掘分析，呈现出理性结果；后者源于专家对其专业领域内事物的长期观察和思索，呈现出带有情感色彩的结果。当前，数据智能与专家知识在用户心目中的位置如何，是值得探讨的问题。本文从信任视角，对比用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任。具体而言，图 1 和图 2 展示用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任感知的精确数据分布，并用表 4 中的配对样本 t－检验作为补充。本研究具有一定的理论和实践启示，但也存在局限性。

5.1　理论启示

快速革新的信息技术、复杂多变的信息环境，增加了人类信息活动的不确定性，信任成为人与信息技术、信息环境交互的关键因素。许多学者从认知信任和情感信任两个维度出发，考察特定信息源背景下的信任问题。但多数研究的关注点是认知信任和情感信任如何形成、受何种因素的影响，以及如何影响用户的态度、意愿和信息行为。鲜有研究基于认知信任和情感信任的维度划分，比较用户对不同信息源的信任感知差异。本研究对比用户对数据智能与专家知识的认知信任和情感信任，为信任理论的应用提供了新视角。

长期以来，专家知识为人们提供了重要的决策参考，虽面临一些质疑，但仍是未来人类社会中不可或缺的决策信息源。相比之下，数据智能是新兴的决策信息源，其应用价值虽得到初步认可，但仍需在更多的决策活动中接受实践检验。数据智能与专家知识的对立、碰撞、互补和融合将是今后的重要研究领域。本文发现用户当前对数据智能的认知信任显著高于专家知识，而对数据智能的情感信任显著低于专家知识。这将为后续研究提供新思路，例如，未来研究可探索如何改善用户对数据智能的情感信任、对专家知识的认知信任，也可从更多视角对比数据智能与专家知识，系统揭示两者在用户心目中的位置。

5.2　实践启示

在大数据和 AI 驱动的智能情报分析、智慧情报服务发展趋势下[42]，未来在某些领域，专家知识不可避免会被数据智能替代。然而，从表 1 可看出，78.07% 的被调查者更倾向于信任 AI 数据挖掘结果与专家知识的融合，说明用户当前更愿意综合应用两者做决策。因此，如何推动数据智能深化应用，并促进其与专家知识的有效融合[43]，是重要的实践问题。

从图 2 可看出，相比数据智能，更多用户对专家知识具有情感信任。从表 4 可看出，用户对数据智能的情感信任显著低于专家知识，在两组变量中，ETDM 的均值（4.731）最低，ETEK 的均值（5.179）最高。说明相比专家知识，用户对数据智能的情感联系还不够密切，不太认同应用数据智能会带来良好的情感体验。文章认为，这可能缘于多数人目前仍从技术视角理解数据智能，将其视为大数据和 AI 等复杂、冰冷技术的产物，由于对技术缺乏亲和力，导致了对技术产物缺乏情感联结。与此相反，人们对专家的认知较为系统全面，长久以来已建立稳定的关系，在情感上更容易接受专家知识。研究证实，情感反应对用户信息行为的影响力甚至高于认知反应[44]。因此，提高用户与数据智能的情感联系，有利于数据智能的深化应用。情感联系最常见于、最易产生于人与人之间，产生的基础是相互了解、保持联系和真正关心对方。文章建议，首先，进一步推进数据智能的拟人化呈现，如将 AI 系统植入仿人机器人，让机器人模仿人类的语言和肢体动作，向用户呈现数据智能；其次，在持续提升 AI 系统专业能力的前提下，适度赋予其情感能力，如利用机器视觉技术识别用户实时情感开展情境化服务，同时，加强用户教育，让用户系统地了解数据智能的产生及作用机制；最后，开发更多能够参与到人类日常生活的数据智能产品，使用户主动与 AI 系统建立稳定联系，提高数据智能开发的针对性和个性化水平，让用户真正感受到被关心，产生专属感。

从图 1 可看出，相比专家知识，更多用户对数据智能具有认知信任。从表 4 可看出，用户对数据智能的认知信任显著高于专家知识。说明用户对专家知识的应用价值、可信性、可靠性和需求满足能力的认可程度低于数据智能，这直接印证了专家信任危机。文章认为，产生这种结果，一方面，是由于专家水平参差不齐、甚至存在滥竽充数的问题已成为社会共识，人们深知专家可能受到社会关系及个人情感的影响，做出偏离

主观的判断;另一方面,从大数据中发现知识这一知识生产模式已深入人心,知识的价值受到认可。用户对数据智能与专家知识达到同等信任水平,是实现两者有效融合的基础,前者需提升用户的情感信任、而后者需提升用户的认知信任。本文建议从以下三个方面提高用户对专家知识的认知信任,一是,优化专家识别、遴选和评价的机制和方法,精准发现"真"专家、及时淘汰"水"专家,从源头保障专家知识的应用价值;二是,建立规范准则和制度,对专家知识的产生和应用进行规范和指引,确保专家知识的内容质量和服务质量,以此提高可信性和可靠性;三是,专家本身应转变观念、增强服务意识,系统地把握用户个性化需求,针对性满足用户需求。

5.3 研究局限与展望

本研究也存在局限性:①本研究将数据智能与专家知识看作两类典型的决策信息源,从整体上对比用户对两者的信任感知差异,未限定应用领域和知识领域,可能导致研究结果缺乏针对性。未来的研究可通过限定领域,考察用户对特定领域内数据智能与专家知识的感知差异。②数据智能的应用还处于初级阶段,用户的使用经验有限。本研究利用问卷调查法,要求有使用经验者结合自身经历作答,无经历者结合主观感知作答,以此获取数据开展实证研究,可能降低研究结果的准确性和系统性。未来的研究可针对拥有数据智能真实使用经验的用户,采用更多方法搜集实证数据,进一步精准、系统地呈现用户对数据智能与专家知识的信任差异。③本研究以大学生群体为调查对象,大学生对新鲜事物的接受程度普遍较高,可能导致研究结果缺乏普适性和说服力。未来的研究可扩大研究对象范畴,取得更为准确、普适的研究结论。

参考文献:

[1] 赵星,乔利利,叶鹰. 面向数据智能和知识发现的图书情报学跨界拓展——数据-学术-创造整合论[J]. 中国图书馆学报,2020,46(6):16-25.
[2] 叶鹰. 图书情报学的学术思想与技术方法及其开新[J]. 中国图书馆学报,2019,45(2):15-25.
[3] 丁晓蔚,苏新宁. 基于区块链可信大数据人工智能的金融安全情报分析[J]. 情报学报,2019,38(12):1297-1309.
[4] 郭海玲,马红雨,许泽辉. 社会化媒体用户信息披露意愿影响模型构建与实证——以微信用户为例[J]. 图书情报工作,2019,63(15):111-120.
[5] 张薇薇,柏露. 众包社区用户持续使用行为研究——基于ECM-ISC和承诺信任理论[J]. 情报资料工作,2017(2):54-62.
[6] 百度百科. 数据智能[EB/OL]. [2020-08-07]. https://baike.baidu.com/item/%E6%95%B0%E6%8D%AE%E6%99%BA%E8%83%BD/6657122?fr=aladdin.
[7] 詹青龙,杨晶晶. 数据智能支撑的课堂教学管理跃迁研究[J]. 电化教育研究,2020,41(7):100-107.
[8] 吴俊杰,刘冠男,王静远,等. 数据智能:趋势与挑战[J]. 系统工程理论与实践,2020,40(8):2116-2149.
[9] TalkingData 移动观象台. 2018 数据智能生态报告[R/OL]. [2020-08-07]. http://mi.talkingdata.com/report-detail.html?id=843.
[10] 唐晓波,郑杜,翟夏普. 基于大数据智能的竞争情报系统模型研究[J]. 情报理论与实践,2018,41(11):133-137,160.
[11] SERBAN O, THAPEN N, MAGINNIS B, et al. Real-time processing of social media with SENTINEL: a syndromic surveillance system incorporating deep learning for health classification[J]. Information processing & management, 2019, 56(3): 1166-1184.
[12] LI S L. Deep adversarial model for musculoskeletal quality evaluation[J]. Information processing & management, 2020, 57(1): 102146.
[13] MAQSOOD H, MEHMOOD I, MAQSOOD M, et al. A local and global event sentiment based efficient stock exchange forecasting using deep learning[J]. International journal of information management, 2020, 50: 432-451.
[14] KIM J C, CHUNG K Y. Knowledge-based hybrid decision model using neural network for nutrition management[J]. Information technology and management, 2019: 1-11.
[15] 马超,李纲,陈思菁,等. 基于多模态数据语义融合的旅游在线评论有用性识别研究[J]. 情报学报,2020,39(2):199-207.
[16] 董庆兴,李华阳,曹高辉,等. 基于深度学习的MOOC论坛探索型对话识别方法研究[J]. 图书情报工作,2019,63(5):92-99.
[17] 199IT. 新华三:2020 人工智能发展报告白皮书[R/OL]. [2020-12-20]. http://www.199it.com/archives/1050916.html.
[18] SUN T Q, MEDAGLIA R. Mapping the challenges of artificial intelligence in the public sector: evidence from public healthcare[J]. Government information quarterly, 2019, 36(2): 368-383.
[19] COX A M, PINFIELD S, RUTTER S. The intelligent library: thought leaders' views on the likely impact of artificial intelligence on academic libraries[J]. Library hi tech, 2019, 37(3): 418-435.
[20] WIESENBERG M, TENCH R. Deep strategic mediatization: organizational leaders' knowledge and usage of social bots in an era of disinformation[J]. International journal of information management, 2020, 51: 102042.
[21] 马捷,吴琼,崔春. 领域专家知识在本体半自动构建中的作用机理研究[J]. 图书情报工作,2011,55(23):17-21.
[22] 刘浏,王东波,黄水清. 机器学习视角的人工智能研究回顾及对图书情报学的影响[J]. 图书与情报,2017(6):84-95.
[23] 许鹏程,毕强. 基于知识超网络的领域专家识别研究[J]. 数据分析与知识发现,2019,3(11):89-98.
[24] 郭飞,盛晓明. 专家信任的危机与重塑[J]. 科学学研究,2016,

34(8):1131－1136.
[25] 谢耘耕,万旋傲,刘璐,等. 中国居民社会信任度调查报告[J]. 新媒体与社会,2017(1):7－21.
[26] 周群,化柏林. 基于多源数据融合的科技决策需求主题识别研究[J]. 情报理论与实践,2019,42(3):107－113.
[27] SCHUETZ S, VENKATESH V. Research perspectives: the rise of human machines: how cognitive computing systems challenge assumptions of user-system interaction[J]. Journal of the Association for Information Systems, 2020, 21(2): 460－482.
[28] BISWAL S, SUN H Q, GOPARAJU B, et al. Expert-level sleep scoring with deep neural networks[J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2018, 25(12): 1643－1650.
[29] SINGH A, HAQUE A, ALAHI A, et al. Automatic detection of hand hygiene using computer vision technology[J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2020, 27(8): 1316－1320.
[30] CHATURVEDI S S, TEMBHURNE J V, DIWAN T. A multi-class skin cancer classification using deep convolutional neural networks[J]. Multimedia tools and applications, 2020, 79(39): 28477－28498.
[31] 王小宁,刘丽丽. 供需视角下农村精准信息服务扩散影响因素研究[J]. 情报科学,2020,38(3):93－100.
[32] HUO C G, ZHANG M, MA F C. Factors influencing people's health knowledge adoption in social media[J]. Library hi tech, 2018, 36(1): 129－151.
[33] ASRAF M, AHMAD J, SHARIF W, et al. The role of continuous trust in usage of online product recommendations[J]. Online information review, 2020, 44(4): 745－766.
[34] 孙玉伟,成颖,谢娟. 科研人员数据复用行为研究:系统综述与元综合[J]. 中国图书馆学报,2019,45(3):110－130.
[35] 方爱华,陆朦朦,刘坤锋. 虚拟社区用户知识付费意愿实证研究[J]. 图书情报工作,2018,62(6):105－115.
[36] MCALLISTER D J. Affect-and cognition-based trust as foundations for interpersonal cooperation in organizations[J]. Academy of management journal, 1995, 38(1): 24－59.
[37] 杨付,刘军,王婷,等. 中国组织情境下员工职业发展过程中"边界困境"产生机理:工作不安全感的视角[J]. 南开管理评论,2019,22(6):176－187.
[38] 董颖,许正良,刘方,等. 移动社交网络用户对产品推荐信息反应意愿研究[J]. 图书情报工作,2016,60(23):111－118.
[39] FAN H M, LEDERMAN R. Online health communities: how do community members build the trust required to adopt information and form close relationships? [J]. European journal of information systems, 2018, 27(1): 62－89.
[40] CHANG K C, HSU Y T, HSU C L, et al. Effect of tangibilization cues on consumer purchase intention in the social media context: regulatory focus perspective and the moderating role of perceived trust[J]. Telematics and informatics, 2019, 44: 101265.
[41] STRAUB D, BOUDREAU M C, GEFEN D. Validation guidelines for IS positivist research[J]. Communications of the Association for Information Systems, 2004, 13(1): 380－427.
[42] 罗立群,李广建. 智慧情报服务与知识融合[J]. 情报资料工作, 2019,40(2):87－94.
[43] 邱韵霏,李春旺. 智能情报分析模式:数据驱动型与知识驱动型[J]. 情报理论与实践, 2020,43(2):28－34.
[44] 查先进,张晋朝,严亚兰. 微博环境下用户学术信息搜寻行为影响因素研究——信息质量和信源可信度双路径视角[J]. 中国图书馆学报,2015,41(3):71－86.

作者贡献说明：
刘坤锋:论文选题、研究设计及写作;
李艳红:数据收集,论文修订;
张心源:论文修订。

A Comparative Empirical Study on Data Intelligence and Expert Knowledge from the Perspective of Trust

Liu Kunfeng[1]　Li Yanhong[1]　Zhang Xinyuan[2]
[1] School of Information Management, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450046
[2] Henan Academy of Big Data, Zhengzhou University, Zhengzhou 450052

Abstract: [**Purpose/significance**] Comparing users' perceptions of data intelligence and expert knowledge from the perspective of trust will help to understand the user's current trust status and differences between these two types of typical decision-making information sources, and then provide suggestions for the further application of data intelligence and the effective integration of data intelligence and expert knowledge. [**Method/process**] Based on the classic two-dimensional classification of trust, namely cognitive trust and emotional trust, a measurement scale including two pairs and four potential variables was designed. A total of 342 valid samples were collected by questionnaire survey. Descriptive statistics and paired sample t-test were employed for data analysis. [**Result/conclusion**] The study found that users' cognitive trust in data intelligence is significantly higher than expert knowledge, while their emotional trust in data intelligence is significantly lowerthan expert knowledge.

Keywords: big data　artificial intelligence　data intelligence　expert knowledge　cognitive trust　emotional trust